

基于 Mean Shift 的视觉目标跟踪算法综述

顾幸方 茅耀斌 李秋洁

(南京理工大学自动化学院 南京 210094)

摘 要 基于 Mean Shift 的视觉跟踪算法具有计算复杂度低、调节参数少、稳健性较好和易于工程实现等优点,是目前视觉跟踪领域的重要研究方向。首先介绍了经典的 Mean Shift 跟踪算法,分析了此跟踪框架存在的缺陷。然后从目标模型表达、模型更新、尺度与方向估计、抗遮挡跟踪和快速目标跟踪等 5 个方面详细地综述了 Mean Shift 跟踪算法的发展与改进。针对上述每个方面,对典型方法与最近研究成果进行了介绍与评述。最后展望了 Mean Shift 跟踪今后的研究方向与发展趋势。

关键词 视觉跟踪,均值漂移,目标模型

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A

Survey on Visual Tracking Algorithms Based on Mean Shift

GU Xing-fang MAO Yao-bin LI Qiu-jie

(School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract Mean-shift based visual tracking algorithms have several desirable properties, such as computational efficiency, few tuning parameters, relatively high robustness in performance and straightforward implementation, which make them to become an appealing topic in visual tracking research area. Firstly, original mean shift tracking algorithm was introduced and its defects were pointed out afterwards. Then improvements of the original algorithm were elaborately discussed from five aspects, namely generative and discriminative object appearance model, model update mechanism, scale and orientation adaptation, anti-occlusion and fast moving object tracking. Both classical algorithms and recent advances are included in each aspect. Finally, the prospects of mean-shift based tracking were presented.

Keywords Visual tracking, Mean shift, Object appearance model

1 引言

视觉目标跟踪是计算机视觉一个重要的研究领域,它不仅可以提供目标的运动状态和运动轨迹,也为运动分析、场景理解、行为或事件检测提供初始数据,在智能监控、人机交互、机器人视觉导航和基于运动的识别等领域有着广泛的应用前景^[1]。经过多年的研究,已经有许多视觉跟踪算法被提出,其中,基于 Mean Shift 的跟踪算法^[2,3]自提出以来就受到研究者的广泛关注,在此算法框架下的进一步研究与改进是视觉目标跟踪领域的一个研究热点。原始 Mean Shift 跟踪算法利用核函数空间加权的颜色直方图作为目标模型,用 Bhattacharyya 系数作为相似性度量,通过 Mean Shift 迭代搜寻目标位置。由于采用了 Mean Shift 方法,算法只需通过较少的迭代次数就能收敛到目标的近似位置,具有较小的计算负荷,且对目标形变和局部遮挡具有一定的容忍性。

自从 Comaniciu 提出 Mean Shift 跟踪框架^[2,3]以来已经有大量的改进算法被提出^[8-11],但是现有的综述文献^[4]对此阐述比较简要,并且未涉及近年来的研究成果。本文从 Mean

Shift 跟踪算法的若干改进方向出发,对经典文献和最近的研究成果进行全面综述与分析。本文第 2 节简要概述 Mean Shift 理论与基于 Mean Shift 的跟踪框架,并指出该框架存在的缺陷;第 3 节至第 7 节从 5 个不同改进方向对 Mean Shift 跟踪进行详细介绍与评述,它们分别是基于生成模型与鉴别模型的目标表达方法、目标模型的更新策略、目标尺度及方向的估计、基于轨迹预测与目标分块的抗遮挡跟踪算法和快速运动目标跟踪等;最后总结全文并展望了今后 Mean Shift 跟踪的研究方向与发展趋势。

2 基于 Mean Shift 的跟踪框架

虽然 Fukunaga 等^[5]于 1975 年提出 Mean Shift 算法,用于非参数的概率密度估计,但是,直到 1995 年 Cheng Yizong^[6]发表论文对基本的 Mean Shift 算法进行推广后,在计算机视觉、模式识别和图像处理等领域才掀起了 Mean Shift 研究和应用的热潮^[7]。此后,Comaniciu 将 Mean Shift 应用于视觉跟踪领域^[2,3],开辟了视觉跟踪研究的新方向,使其成为该领域的研究热点。

到稿日期:2012-03-01 返修日期:2012-08-01 本文受国家自然科学基金(60974129,70931002),南京理工大学自主科研基金(2011YBX M119)资助。

顾幸方(1987—),男,硕士生,主要研究方向为视觉目标跟踪,E-mail: gxf1027@gmail.com;茅耀斌(1971—),男,博士,副教授,主要研究方向为图像处理与模式识别,E-mail: maoyaobin@163.com(通信作者);李秋洁(1983—),女,博士,主要研究方向为计算机视觉、模式识别与机器学习。

2.1 Mean Shift 算法

Mean Shift 是基于核密度估计的非参数特征空间分析方法,它通过自适应步长的迭代寻找概率密度分布的局部极值点。给定 d 维特征空间中 n 个样本 $x_i \in R^d, i=1, \dots, n$, 可以得到空间中任意位置 x 的核概率密度估计 $\hat{f}(x)$:

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_H(x - x_i) \quad (1)$$

式中, $K_H(x) = |H|^{-\frac{1}{2}} K(H^{-1/2}x)$ 为核函数, H 为对称正定的 $d \times d$ 带宽矩阵。若采用 $H = h^2 I$ 形式及径向对称核 $K(x) = c_{k,d} k(\|x\|^2)$, 对应的 Mean Shift 向量为:

$$m(x) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g(\| \frac{x-x_i}{h} \|^2)}{\sum_{i=1}^n g(\| \frac{x-x_i}{h} \|^2)} - x \quad (2)$$

式中, $g(x) = -k'(x)$, $m(x)$ 总是指向概率密度增大最快的方向, 通过若干次迭代可以收敛至概率密度的局部极值点。

2.2 Mean Shift 跟踪

Mean Shift 跟踪算法利用核函数加权颜色直方图描述目标, 用 Bhattacharyya 系数度量目标与候选目标之间的相似性, 将搜寻相似度量的局部极值问题转化为核密度估计问题, 通过 Mean Shift 迭代来寻找其局部最大值。以下简要介绍上述过程。

2.2.1 目标模型

Mean Shift 算法选择空间加权直方图作为目标模型, 设原点为参考目标(reference object)的中心, $\{x_i\}_{i=1 \dots n}$ 表示目标中各个像素的坐标, n 表示目标所包含的像素个数。定义函数 $b: R^2 \rightarrow \{1, \dots, m\}$, 使 $b(x_i)$ 对应 x_i 处像素的颜色索引。因此, 目标直方图模型可以表示为:

$$q_u = C \sum_{i=1}^n k(\|x_i\|^2) \delta[b(x_i) - u] \quad (3)$$

式中, $u = 1, \dots, m$ 表示任意一个颜色索引, δ 是 Kronecker delta 函数, C 是归一化系数, $k(x)$ 常取 Epanechnikov、Gaussian 等核函数。引入核函数对像素进行空间加权增加了对目标模型估计的稳健性^[3]。

类似地, 假设当前帧中候选目标(candidate object)的中心为 y , $\{x_i\}_{i=1 \dots n_h}$ 为候选目标中的像素位置, 候选目标的模型可以表示为:

$$p_u(y) = C_h \sum_{i=1}^{n_h} k(\| \frac{y-x_i}{h} \|^2) \delta[b(x_i) - u] \quad (4)$$

式中, C_h 为归一化常数, h 表示带宽, 它与目标尺度相关。

2.2.2 相似性度量

由上述模型可知, q_u 实质上表示目标特征分布的核概率密度估计。在当前帧中确定目标位置相当于寻找坐标 y , 使 $p(y) = \{p_u(y)\}_{u=1, \dots, m}$ 与 $q = \{q_u\}_{u=1, \dots, m}$ 在某种度量准则下相似度最高。文献[2, 3]以及绝大多数后续改进算法都采用 Bhattacharyya 系数来度量目标与候选目标之间的相似度:

$$\rho(y) \equiv \rho[p(y), q] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y) q_u} \quad (5)$$

Bhattacharyya 系数表示两个向量与之间夹角的余弦值, 它计算简单, 在 Mean Shift 跟踪中使用最为广泛。其它相似度量方法, 如 KL 散度^[12]、cross-bins 相似性度量^[13]等的鉴别能力强于 Bhattacharyya 系数。

2.2.3 目标定位

Bhattacharyya 系数的局部最大值点可视为当前帧中目

标位置。对此局部极值的搜索开始于前一帧目标位置 y_0 , 假设候选目标 $p(y)$ 相对于 $p(y_0)$ 没有剧烈的变化, 对式(5)在 $p_u(y_0)$ 的邻域内进行 Taylor 展开, 可得:

$$\rho[p(y), q] \approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y_0) q_u} + \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m p_u(y) \sqrt{\frac{q_u}{p_u(y_0)}} \quad (6)$$

将式(3)、式(4)代入式(6)可以得到:

$$\rho[p(y), q] \approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y_0) q_u} + \frac{C_h}{2} \sum_{i=1}^{n_h} w_i k \left(\left\| \frac{y-x_i}{h} \right\|^2 \right) \quad (7)$$

式中,

$$w_i = \sum_{u=1}^m \sqrt{\frac{q_u}{p_u(y_0)}} \delta[b(x_i) - u] \quad (8)$$

因此, 最大式(5)就转化为最大式(7)。其中第一项与 y 无关, 而第二项表示坐标 y 处的核密度估计, 其中每个像素点的权重用 w_i 表示。所以上述寻找最优候选目标的问题就转化为寻找概率密度函数局部极值位置的问题, 它可以通过 Mean Shift 迭代的方法来完成。令 $\nabla_y \rho[p(y), q] = 0$, 得到 Mean Shift 迭代形式:

$$y_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n_h} x_i w_i g \left(\left\| \frac{y_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right)}{\sum_{i=1}^{n_h} w_i g \left(\left\| \frac{y_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right)} \quad (9)$$

式中, $g(x) = -k'(x)$ 。以上一帧目标位置为初始迭代计算式(9), 直至收敛或者达到设定的最大迭代次数。

2.3 经典 Mean Shift 跟踪算法的缺陷

虽然 Comaniciu 提出的 Mean Shift 跟踪算法具有计算负荷小、调节参数少等优点, 但是其存在的不足与缺陷也是显而易见的:(1)单一颜色特征无法包含目标表现的所有信息, 且颜色特征对光照变化敏感, 此外, 在背景与目标颜色相似的情况下无法提供具有鉴别力的目标描述。(2)缺乏有效的目标模型更新策略。大多数 Mean Shift 跟踪算法采用对参考目标模型和候选目标模型进行整体线性加权的整体更新策略。但是, 上述方法将导致错误更新的累积, 以致目标漂移甚至丢失。(3)无法有效地估计目标尺度与方向。虽然 Comaniciu 提出试探法对尺度进行估计^[3], 即采用原尺寸和变化 $\pm 5\%$ 后的尺寸独立进行三次跟踪, 选择与参考目标相似度最大的尺度作为估计, 但是基于 Bhattacharyya 系数的相似度量经常会在较小的尺度中达到局部最大, 因此当实际目标逐渐增大时跟踪窗口很难扩大, 反而经常逐渐减小。并且, 文献[3]中并未涉及目标方向的估计。(4)遮挡情况下目标位置会产生漂移, 当遮挡面积大于一定程度时会造成目标丢失。(5)无法有效地跟踪快速运动目标, 因为 Mean Shift 跟踪的推导过程需要将相似度量函数在起始位置进行线性展开, 这就要求运动目标在相邻帧之间的位移不能过大, 否则线性展开式就不能有效逼近真实值, 导致 Mean Shift 算法无法收敛到真实目标位置。

针对上述缺陷, 近年来已经有相当多的改进算法被提出, 表 1 对以下提到的改进算法按针对的问题进行了分类归纳。本文将表 1 列出的几个方面对这些算法进行具体综述, 并给出相应的评述。

表1 Mean Shift 跟踪的主要改进方法

主要问题	主要解决方法	相关文献	方法描述
目标模型的表达	生成模型	[18-23]	目标模型由多个特征联合表示,描述能力有所增强;在线调整特征权重的能力较弱
	鉴别模型	[24-28]	根据特征对目标与背景的鉴别能力在线调整它们权重;需要有效的特征鉴别性度量指标
目标模型的更新	线性加权更新	[30,31,38]	当满足一定更新条件时,将参考模型与最佳候选模型进行线性加权更新;目标位置偏移易造成错误更新的累积
	滤波更新	[32,33]	为直方图模型每个分量建立滤波器;可以抑制过度更新造成的模型漂移,没有考虑直方图分量之间的相关性
尺度及方向估计	尺度空间方法	[34-36]	离散或者连续参数空间对尺度和方向进行优化计算,具有较强的理论支持,是对原始算法的扩展;容易陷入局部极值,对剧烈变化的尺度与方法估计效果不佳
	参数优化方法	[37-41]	
	特征点匹配	[43-46]	结合整体与局部模型各自优点,计算连续帧间相关特征点的仿射变换系数得到尺度与方向信息;但是特征点提取、描述与匹配可能影响实时性
抗遮挡跟踪	权重图法	[49-50]	利用像素点权重的协方差矩阵计算尺度和方向信息;计算量小,效果较好,但易受到光照等因素影响
	预测法	[3,52,53]	利用 Kalman 滤波器或者粒子滤波等算法预测目标位置;能够处理短时全局遮挡情况
快速目标跟踪	目标分块方法	[14,38,54-57]	将空间信息引入目标模型中,各个部分对整体贡献不同;目标局部遮挡时定位较准确,无法跟踪短时全局遮挡的目标
	尺度法	[58],[59],[60]	使用图像金字塔或全局概率密度搜索提高目标定位能力,这里尺度分别指图像尺度和带宽尺度;易受相似目标干扰
	预测法	[61],[62]	结合 Kalman 滤波器或者粒子滤波算法,增加目标搜索能力

3 目标模型的表达方法

经典 Mean Shift 目标跟踪算法只使用了颜色直方图来描述目标,易受到颜色相似的背景干扰,在复杂场景下容易造成目标丢失。目前,一些研究者利用多个特征建立目标模型,以提高跟踪的稳健性和精度。除颜色外常用的特征包括边缘方向直方图(Histogram of Oriented Gradients, HOG)^[15]、局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)^[16]及局部三值模式(Local Ternary Pattern, LTP)^[17]。它们对光照变化具有一定的容忍性,同时可以提供丰富的边缘和纹理信息,这些都是颜色特征所不具备的。其中,HOG 和 LBP 对目标的描述能力已经在目标检测与跟踪领域得到验证。而 LTP 是对 LBP 特征的扩展形式,它提高了纹理描述的抗噪声能力。另外,上述边缘与纹理特征易于用直方图表达统计信息的特点也是它们被广泛应用于 Mean Shift 跟踪的原因。

本文根据是否利用背景信息将多特征目标模型分为两类:(1)生成模型(Generative Model),从目标自身出发通过多个特征的组合增强对目标的描述能力,即采用多个特征直方图或者单个联合直方图对目标进行描述;(2)鉴别模型(Discriminative Model),这类方法选择对目标与背景有较强区分能力的几个或单个特征,或者突出上述特征对跟踪结果的贡献,并在线地对不同特征的鉴别能力进行评估,自适应地选择特征的权重。

3.1 生成模型

文献[18-21]采用联合直方图方法,分别将边缘方向或 LBP 特征作为新特征通道,将其量化后与颜色特征组成维数为 $bin_r \times bin_g \times bin_b \times bin_{new}$ 的直方图, bin_{new} 为新特征的量化等级。文献[18]中纹理信息以二值化梯度的方式与 RGB 颜色组成联合直方图。在目标与背景具有相似颜色的情况下,将 LBP 或者 LTP 与颜色特征融合^[19-21,23]能获得良好的跟踪效果。文献[19]与文献[21]均只考虑到目标中的一些关键点,它们的局部模式描述了角点或者边缘信息。这强调了此类纹理信息对特定环境下目标描述的重要性。而且,文献[19]中指出上述颜色-LBP 联合直方图与单一颜色直方图相比能提高 Bhattacharyya 系数的鉴别能力。上述方法的共有缺陷是,联合直方图往往具有较高的维数,而目标特征在高维

直方图中的分布往往是稀疏的,这使得目标直方图模型容易受到光照、位置偏移以及运动图像模糊的影响^[14]。

也有文献采用多个特征直方图建立目标生成模型^[22,23],这避免了联合直方图维数过高的问题。这类方法中目标的位置由几种特征的联合 Bhattacharyya 系数的局部极值确定。但是,文献[22]没有引入各个特征权重的更新机制。文献[23]通过 Bhattacharyya 系数评价各个特征在当前帧中跟踪的有效性,目标的位置由它们的加权组合决定,但是,不同特征的 Bhattacharyya 相似性不具有可比性,这可能导致对不同特征评价的不准确。

3.2 鉴别模型

在很多实际应用中背景与目标的某些特征比较相似,采用多个特征描述目标可获得稳健的跟踪效果。但是,上一节所述的生成模型并不考虑哪些特征能够提供较强的目标/背景区分度,而哪些特征在目标和背景上有相似的分布。后者在目标模型中就成了冗余信息。而基于特征选择的目标鉴别模型能够“有目的”地挑选适合跟踪的特征;特征加权组合能根据一定准则增加有利特征的重要性,抑制不利特征的权重。以下将介绍几种典型的基于鉴别模型的 Mean Shift 跟踪算法。

R. T. Collins 等^[24]认为跟踪效果的优劣取决于被跟踪目标与周围背景有多大的区分性,如果目标与背景的区分性很大,那么简单的跟踪算法就能取得较好的跟踪效果。因此,他们提出一种在线选择最具鉴别性颜色特征的跟踪方法。特征池由 49 种颜色特征组成,它们分别是 RGB 颜色空间的线性组合。在跟踪过程中计算每个特征对目标和背景的区分度,选择区分度最大的 N 个特征作为目标描述,并对直方图进行背景加权,采用 Mean Shift 对这 N 个不同特征描述的“目标”进行跟踪,最终的目标位置是上述跟踪结果的平均位置。

上述文献仅考虑了不同颜色空间对目标的描述能力,但是当目标与背景具有相似颜色时,上述模型的鉴别性将大为下降。对此,文献[25]在上述特征选择框架下,加入了边缘方向直方图来增加目标的描述能力。文献[26-28]采用颜色、边缘和纹理等特征,度量跟踪过程中各个特征对目标与背景的可分性,进而在线调整多个特征的权重。他们提出的基于多特征加权的跟踪框架具有相似性,主要可分为两个步骤:(1)

目标跟踪阶段:目标通过线性加权将目标与候选目标之间对应的多特征的相似度组合起来表示目标与候选目标的相似度量,然后通过 Mean-Shift 优化算法实现对目标的定位;(2)特征评价阶段:在每帧跟踪完成之后,分析各个特征对候选目标与其邻域背景的鉴别能力,调整它们的权重。上述过程如图 1 所示。

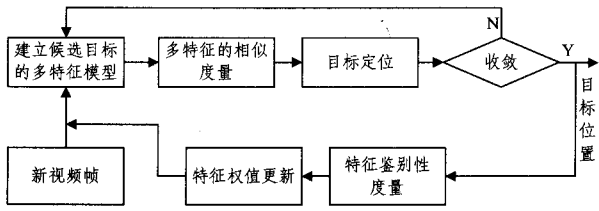


图 1 基于鉴别模型的 Mean Shift 跟踪框架

另外,特征鉴别性度量方法是上述算法设计的重要环节。除了采用 Bhattacharyya 系数度量目标与背景模型的距离^[26]以外,目前主要有类间/类内散度比^[24,27],特征分布的直方图交迭(Histogram Intersection)^[28]等指标对特征的鉴别性进行定量描述。其中,前者借鉴了 Fisher 线性判别准则的基本思想,被赋予较大权重的特征具有较小的类内散度和较大的类间散度。

基于鉴别模型的 Mean Shift 跟踪能够有效地选择区分能力强的特征,可以在线调整多个特征对跟踪结果的贡献度(特征权值),比生成模型能够更有效地利用多特征信息,更适用于变化场景下的跟踪。

4 目标模型的更新策略

由于受到外部(光照、视角变化等)和自身(姿态、形变等)因素的影响,在跟踪过程中目标模型存在渐变的过程。因此,对目标模型的在线更新能够提高跟踪算法的适应能力,是目标跟踪系统长时间运行的必要条件。在大多数 Mean Shift 及其改进算法中都采用线性加权的更新机制。该典型更新策略可表达为:

$$q^{(t)} = \kappa p^{(t)} + (1 - \kappa) q^{(t-1)} \quad (10)$$

式中, $q^{(t-1)}$ 为参考目标模型, $p^{(t)}$ 为当前帧目标模型, κ 为更新速率。在实际应用中,随着目标和场景的变化,跟踪结果可能偏离真实目标,上述机制将使错误更新累积而导致跟踪结果进一步恶化。因此,更新策略必须在稳健性和适应性之间找到很好的平衡。针对 Mean Shift 跟踪的模型更新研究可分为两类:第一类对线性加权方法进一步优化或者引入更新的限制条件;第二类对直方图各分量采取滤波更新的方法。

4.1 基于线性加权的模型更新

一类方法是利用 Bhattacharyya 相似度量系数来判断是否进行更新或者据此确定更新率^[14],但是由于 Bhattacharyya 相似度量系数的可区分性较低^[29],该类方法难以取得较大的改善。为此,一些研究者提出了子模型分析^[30]、最佳候选模型选择^[38]和建立前/背景双模型^[31]等方法,以进一步提高更新的准确性。

子模型分析法的基本思想是将直方图中的每个分量(子模型)作为单独个体,依据每个分量对 Bhattacharyya 系数的贡献选择需要更新的分量以及更新权重。这种方法可以保证模型中的主要成分不受到错误更新的影响,但是这造成其适应能力过于保守而无法处理显著的表现变化。

与上述只选择部分分量进行更新的方式不同,最佳候选模型选择方法是对一段时间内的跟踪结果进行评价,然后选择其中相似度最好的候选模型来更新参考模型。另外,文献[38]从表现相似度和运动幅度上对直方图更新进行了严格的限制。与子模型分析法相同,其是一种保守的更新方法,更加注重保持整体模型的稳定。

文献[31]认为,通过分析目标直方图模型虽然可以检测出表现是否发生突变,但是无法判断出变化是由于目标自身变化还是遮挡等其它情况引起的。因此,应通过建立目标和背景双模型来解决这个问题。作者通过分别计算候选目标与双模型之间的相似度来判断跟踪状态及干扰产生原因,以此决定是否进行模板更新。该方法借鉴了当前流行的鉴别模型方法,综合利用了前/背景信息,值得进一步研究。

4.2 基于滤波的模板更新方法

本质上 4.1 节所述更新策略还是基于线性加权方法。文献[32,33]提出了基于 Kalman 滤波的目标模型更新方法。它们通过对直方图模型的每个分量进行自适应 Kalman 滤波来获得目标模型的最优估计。同时,文献[32]通过对历史滤波残差数据做假设检验给出了模型更新的准则函数,用于解决过度更新的问题。对于滤波器设计,将参考目标的直方图作为先验值,利用 Mean Shift 迭代收敛位置的直方图作为观测值,Kalman 滤波器的输出即为后验值用于更新。

与文献[30]相同,上述方法假设直方图各分量相互独立,但在实际情况中这种假设往往无法满足,而且各分量的相关性与量化等级密切相关,因此这类方法的效果可能受到这些因素的影响。

5 目标尺度和方向自适应的 Mean Shift 跟踪

在 Mean Shift 跟踪算法中,核函数带宽 h 或者带宽矩阵 H 包含了跟踪窗口的尺度和方向信息。若跟踪窗口小于实际目标,则将造成候选目标偏离实际目标中心;若跟踪窗口大于实际目标,则会将噪声(背景像素)引入表现模型,不利于模型的更新。Comaniciu^[3]提出的 Mean Shift 算法中给出了一种类似试探法的尺度估计方法。该方法独立运行 3 次不同核窗宽的 Mean shift 跟踪算法,它们分别为原始尺度和 $\pm 10\%$ 的尺度,选择最大的 Bhattacharyya 系数所对应的窗宽为最佳核窗宽。由于 Bhattacharyya 系数经常在较小的跟踪窗口中达到局部最大,因此,该方法在目标逐渐增大情况下效果不佳。后继又有多篇文献对 Mean Shift 跟踪框架中尺度和方向自适应问题进行了讨论,本节将对该问题的解决方法分成 4 类,分别概述它们的原理并分析其优缺点。

5.1 基于尺度空间理论的尺度估计方法

Collins^[34]最先将 Lindeberg 的尺度空间理论引入 Mean Shift 中,用于目标尺度自适应的跟踪。为将“尺度空间”引入 Mean Shift 迭代,作者提出了“负数权值的 Mean Shift 迭代”这一概念。他提出增加一个额外的尺度核,在定义的离散尺度空间中进行 Mean Shift 迭代,从而找到最佳的核窗宽。该文采用在空间维和尺度维交替进行 Mean Shift 迭代的方法,最终找到空间位置和尺度维的收敛点,前者表示目标位置,后者代表目标的尺度。文献[42]指出由于上述方法采用的 Epanenchnikov 核的导数为常数,因此 Mean shift 迭代过程等效于在空间定位的基础上对尺度空间进行平均操作。所以,该

方法在本质上同文献[3]中提出的方法一样,具有类似的缺陷。另外,文献[35]认为本质上尺度和空间坐标一样,是一个二维矢量(x 方向与 y 方向),然而在文献[34]中其被压缩为一维量,这限制了算法仅能够适应于目标在图像平面中的投影满足相似变换的情况。由此,文献[35]构造了四维尺度空间,利用空间维和尺度维的 Mean Shift 交替迭代,实现了同时在空间位置和尺度方向对目标的有效跟踪。文献[36]将尺度空间中的信息度量方法引入目标跟踪中,根据目标信息量的变化自动调整跟踪窗的大小。由于只在二维空间内迭代,因此该方法相比前面两种算法具有较小计算负荷,并且对光照变化不敏感。

5.2 基于参数优化的尺度与方向估计方法

大部分 Mean Shift 跟踪算法将带宽矩阵简化为数量矩阵 $H=hI^2$ 的形式(见式(4)、(7)),它们可被称为各向同性的 Mean Shift 跟踪算法。若在核函数中采用非数量矩阵的带宽矩阵 H 来表达目标尺度和方向信息^[37-39],则这类方法被称为各向异性的 Mean Shift(anisotropic mean shift)跟踪算法。在此类方法中参考目标的直方图模型如式(11)所示,其中的 H 即为带宽矩阵。候选目标模型也可类似表示。

$$q_u = C_H \sum_{s \in S_0} K[(x_0 - s)^T H_0^{-1} (x_0 - s)] \delta(b(s) - u) \quad (11)$$

其中, $S_H = \{s = (x, y) | (s - x_0)^T H^{-1} (s - x_0) < 1\}$ 为目标所在椭圆区域,它的长短轴和旋转角度由矩阵 H 决定,如图 2 所示。这类算法的目标是寻找使相似度量取得局部极大值的空间位置 y 和带宽矩阵 H 。因此,每次 Mean Shift 迭代分为两步进行:首先,使用前次迭代获得的带宽矩阵求得空间上的偏移向量;然后,在新位置上重新计算带宽矩阵。如此交替进行,直至空间位置 y 与带宽矩阵 H 都收敛。

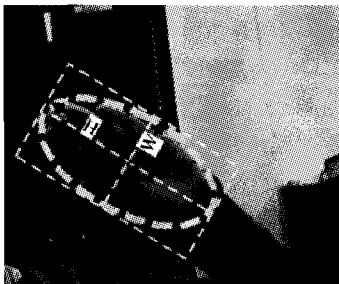


图 2 由带宽矩阵决定的目标旋转椭圆区域

另一类基于参数优化的尺度方向自适应跟踪方法^[40,41]虽然没有直接用到 Mean Shift 迭代,但是它们严格遵循了 Mean Shift 跟踪的框架,因此列入本文的综述范围。文献[40,41]提出了基于期望最大算法(Expectation Maximization, EM)的尺度和方向自适应跟踪算法。作者从经典 Mean Shift 跟踪的框架出发,证明了在采用高斯核函数的情况下,用 EM 迭代获得的目标中心位置与 Mean Shift 算法相同。文献[41]对[40]进行了扩展,即使用粒子滤波使算法在复杂环境下的尺度与方向估计更加稳健。由于使用了有效的局部优化算法,实验证明只需要少量粒子即可,这也在其它论文中得到了验证^[38,42,57]。

上述基于参数优化的尺度及方向估计方法具有坚实的理论作为支持,并且取得了较好的跟踪效果。但是,上述推导是建立在相似度量的邻域展开基础上的,若运动目标有较大的尺度与方向变化,简单的线性估计算法可能无法完全跟上这

种变化。对此,本文认为结合各向异性 Mean Shift 与粒子滤波的方法是一种较为理想的方案。

5.3 基于特征点匹配的尺度与方向估计方法

直方图目标模型反映了整体目标特征的统计信息,对目标形变具有鲁棒性,但其代价是舍弃了目标的结构信息。这可以通过从目标区域提取局部特征来弥补。结合全局直方图模型与特征点匹配的 Mean Shift 跟踪算法利用上述思想来获取目标的尺度信息。

文献[43-46]分别通过 Harris 角点、FAST 检测子和 SIFT 特征点的匹配来获得目标的尺度和方向信息。它们的主要思想是:由 Mean Shift 迭代来完成帧间目标定位,在目标区域提取特征点并与前一帧目标的特征点进行匹配,计算它们之间的仿射变换矩阵^[44,46]或者基础矩阵^[45],采用 RANSAC 消除错配点,从而得到目标尺度与方向变化信息。彭宁嵩^[43]证明了在跟踪窗口尺寸固定的情况下,目标在其窗宽范围内进行缩放和平移并不影响 Mean Shift 跟踪算法空间定位的准确性。因此,作者采用“后向跟踪”的方法对连续两帧图像中的目标形心进行配准,以消除由于目标尺度增大造成的定位偏差。在此基础上抽取特征点对(Harris 角点),计算仿射模型参数。这样就可以有效消除误匹配,保证参数计算的精度。

这类将局部特征与全局表现模型结合的跟踪框架能够在复杂环境中提高跟踪的稳健性,尤其当背景中存在与目标颜色分布类似的物体或者目标受到遮挡时,局部描述可以避免目标漂移^[47,48]。上述方法在提高跟踪稳健性的同时,增加了特征点提取、描述和配准等额外计算负荷,当采用复杂描述子或者特征点数目较多时将会影响跟踪算法的实时性。

5.4 基于权重图的尺度和方向估计方法

文献[49,50]受到 Camshift^[51]的启发,通过分析目标区域权重图(weight image^[50])的协方差矩阵^[49]或者矩特征^[50]来计算目标尺度和方向的变化。权重图中每个像素点的权值计算如式(8)所示,它代表了该像素点在目标参考直方图和当前窗口直方图中颜色索引值对应分布概率的比值。由实验结果得出,Mean Shift 跟踪中的权重图比 Camshift 中的反向投影图能更准确地反映尺度信息^[50]。此类算法首先执行 Mean Shift 迭代,收敛至候选目标的空间位置处,然后从权重图中的计算得到尺度与方向信息。

文献[49]首先计算跟踪窗口像素间基于权重的协方差矩阵,然后采用主分量分析法来计算跟踪目标的方向和尺度大小,其中特征值代表了目标长主轴和短主轴信息,而方向由特征向量决定。最后,联合 Bhattacharyya 相似性度量和卡尔曼滤波器使尺度与方向的更新更加平滑。文献[50]计算权重图的零阶矩与二阶中心距。利用零阶矩并结合 Bhattacharyya 系数来估计目标的面积,在此基础上对含有二阶中心距信息的矩阵进行 SVD 分解,估计目标的长短轴与方向。

上述两种方法分别从权重图像索协方差和矩特征两个角度出发,最终都采用矩阵分析的方法计算尺度和方向。但是,特征值并不直接反映长短轴数值,而是与它们成正相关关系。对此文献[49]直接采用给定比例系数的方法,而文献[50]通过计算目标面积对比例系数进行自适应调整。上述利用权重图的尺度与方向估计方法具有计算负荷小的优点。但是值得注意的是,为了适应逐渐增大的目标,上述方法中计算权重图

的窗口需要比当前跟踪窗口稍大,以保证实际目标被计算窗口包含。另外,权重图中像素的值是通过计算两个直方图相关分量的比值获得的,因此易受到光照影响。

6 抗遮挡的 Mean Shift 跟踪

遮挡是目标跟踪中的常见问题。按遮挡的程度不同,可以分为局部遮挡和全局遮挡;按时间长度不同,又可分为短时间遮挡和长时间遮挡。稳健的跟踪算法应该能够判断目标遮挡的发生,并且在局部遮挡期间利用目标的剩余信息进行跟踪,或者根据目标先前运动信息对全部遮挡的目标位置进行预测。本文主要介绍两种广泛应用的处理遮挡的方法:轨迹预测法和目标分块法。

6.1 轨迹预测法

轨迹预测是指利用目标过去时刻的状态信息来预测下一时刻目标的状态,这些状态一般包括目标的位置、速度和加速度等。当目标发生遮挡时,它的大部分表现特征丢失,所以大多数基于表现信息(颜色、梯度和纹理等)的跟踪算法将无法很好地运行。假设目标运动存在一定的惯性,它的速度和加速度等状态在短时间内一般不发生剧烈变化。因此,可以依据目标过去时刻的状态对现在的状态进行预测。

卡尔曼滤波作为一种经典的状态预测算法,被广泛应用于航迹预测和机动目标跟踪领域。一些 Mean Shift 跟踪算法采用卡尔曼滤波器作为增加跟踪算法稳健性的辅助手段^[3,52,53],取得了不错的效果。一般融入 Kalman 滤波器的 Mean Shift 跟踪算法过程为:由上一帧的状态预测当前帧目标的状态(位置与速度)作为先验估计;以此位置作为起始点进行 Mean Shift 迭代至收敛,此位置信息为目标的观测值;再由先验状态和观测值计算状态的后验估计。上述过程如图 3 所示。

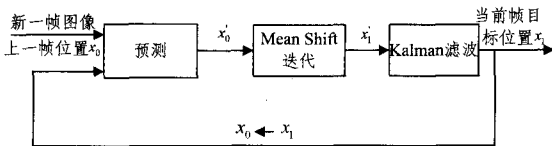


图3 基于 Kalman 滤波的 Mean Shift 跟踪框架

在上述框架下,进一步改进的方案有基于遮挡判断的 Kalman 滤波方法^[53]、自适应 Kalman 滤波方法^[52]等。前者通过 Bhattacharyya 系数来判断目标是否受遮挡,在遮挡情况下采纳 Kalman 滤波器输出的后验状态;否则仅维持滤波器的更新,而目标位置由 Mean Shift 迭代决定。后者根据 Bhattacharyya 系数调整过程噪声和观测噪声的协方差矩阵,以此自适应地为预测值与观测值赋予不同重要性。

这类轨迹预测方法能够跟踪发生短时局部或者全局遮挡的目标。但是, Kalman 滤波无法对非线性、非高斯分布的状态变量进行有效的预测,故此类方法对目标运动模型有一定要求,为此可以考虑将粒子滤波作为预测方法。基于粒子滤波的跟踪方法本身对全局遮挡具有一定鲁棒性,但是使用大量粒子会使计算负荷过大。因此,采用 Mean Shift 和粒子滤波结合的跟踪方法,可使粒子数量大为下降^[38],同时具有从遮挡中恢复的能力。

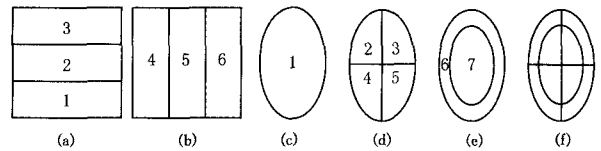
6.2 目标分块法

大多数 Mean Shift 跟踪算法的目标模型是建立在全局颜色直方图上,因而丢失了目标各个部分的位置信息。所以,在

遇到遮挡时目标位置会产生漂移甚至丢失。文献^[14,38,54-57]将目标进行分块,对每个子块建立直方图模型,由子块的跟踪结果获得整体目标的位置。上述将全局目标分块的跟踪算法使目标模型包含了结构信息,可以准确跟踪遮挡目标;其缺点是无法处理目标全局遮挡的情况。此外,该类算法的效果也受到具体分块方式的影响。

6.2.1 分块方式

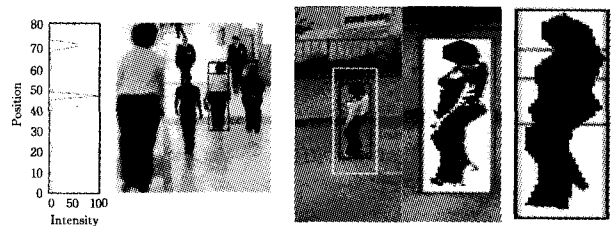
分块方式可分为预定义^[14,38,56,57]和自适应分块^[54,55]两种。文献^[14,56]将矩形目标按横向和纵向进行分块,如图 4(a)、图 4(b)所示。文献^[57]中提出将椭圆形目标划分为 6 个重叠子区域(图 4(d)、图 4(e)),同时没有丢弃整体目标(图 4(c)),这样目标用图 4(c)~图 4(e)中的 1~7 个区域进行描述。其中,图 4(d)对旋转敏感,而对尺度变化不敏感,而图 4(c)与此正相反。这样的组合能互补各自不足并且更好地体现结构信息,有利于对目标尺度与方向的估计。另外,文献^[57]提到考虑整体目标信息可增加跟踪的稳健性。



(a)和(b)为文献^[56]目标分块方式,(c)~(f)为文献^[57]分块+整体的方式

图4 预定义分块方式

自适应分块方式主要针对特定目标的跟踪^[54,55]。该方法根据目标表现的区域差异或者目标的结构特征对其进行分块处理。文献^[54]中作者根据整体目标在 x 或 y 方向上的平均灰度投影值将目标分为颜色相似的不同大小区域。文献^[55]首先利用前景与背景直方图分割出跟踪窗口内的真实目标,然后统计二值目标掩膜在 x 或者 y 方向的像素点投影数量,最后在此投影的谷值处将目标分成几个部分。图 5 为采用上述自适应方法对行人目标进行分割的示意图。



(a)文献^[54]分块方式

(b)文献^[55]分块方式

图5 自适应分块方式

6.2.2 整体目标定位

分块跟踪的最终目的还是决定整体目标的位置,一般有两种方式来获得整体目标的位置:最优子块法^[14,56]和子块加权法^[38,54,55,57]。最优子块法将每个分块作为独立目标进行 Mean Shift 迭代,最终以最优子块对应坐标及其相对整体的位置来决定整体目标的位置。文献^[14]选择 Bhattacharyya 系数作为选择最优子块的准则。文献^[56]中的最优准则由子块的 Bhattacharyya 系数和其与背景的分度共同决定。子块加权方法最大化加权组合的 Bhattacharyya 系数, Mean Shift 迭代结果由含权重信息的各个子块共同决定。而且,在跟踪过程中子块权重随其 Bhattacharyya 系数动态调整。实验表明,在具有相近跟踪效果的情况下,基于最优子块法的算法与基于子块加权法的算法相比,前者目标跟踪轨迹更加平

滑,且计算负荷有所下降。

7 针对快速运动目标的 Mean Shift 跟踪算法

Mean Shift 跟踪算法的推导建立在对 Bhattacharyya 系数作 Taylor 展开的基础上,当两帧之间目标位置相距较远时,这种线性展开造成较大误差,应用 Mean Shift 迭代可能收敛至非目标的局部极值点。这就是 Mean Shift 跟踪无法处理快速运动目标的内在原因。针对上述问题,有尺度法^[58-60]和预测法^[61,62]等方法来解决快速运动目标的跟踪问题。

尺度法又可分为图像金字塔跟踪^[58,59]和退火 Mean Shift (全局概率密度搜索)跟踪^[60]两类。在固定带宽 h 不变的情况下,对图像进行下采样可以增加 Mean Shift 搜索范围。因此,图像金字塔跟踪方法从金字塔顶层开始进行 Mean Shift 跟踪直至收敛,然后将此位置作为在下一层图像中跟踪的起始坐标,这样逐层进行直至到达金字塔底层。图 6 描述了上述过程,其中左图中白色大圆为真实目标,右图为 3 个尺度图像中的相似度量值。若采用经典方法从起始点 A 开始的迭代将收敛于伪目标(小圆),而如右图中白色方块所示,采用图像金字塔迭代的方法可以收敛至真实目标处。

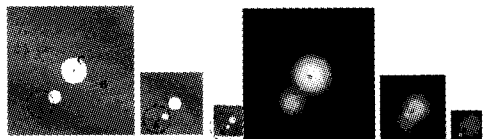


图 6 基于图像金字塔的 Mean Shift 跟踪示意

另一方面,Mean Shift 本身是一种局部寻优方法,所以它易陷入局部极值。这是造成快速目标跟踪失败的另一个原因。对此,文献^[60]借鉴模拟退火过程中逐步平滑代价函数并收敛到全局极值的思想,提出了一种退火 Mean Shift (Annealed Mean Shift),用于全局模式的搜索。作者观察到用具有充分大带宽的核函数得到的密度估计是单峰的,这可以在一定程度上避免迭代陷入局部极值。因此,在迭代过程中采用逐步减小的带宽,既能避免落入局部极值又能收敛至准确位置。

第 6 节中提到采用预测方法解决遮挡问题,其实质是增加了跟踪算法对目标的搜索能力,因此该方法也可用于对快速运动目标的跟踪。预测法一般通过结合 Kalman 滤波^[61]或者粒子滤波^[62]使算法具有跟踪快速目标的能力。前者的原理参见图 3 所示的抗遮挡跟踪过程。后者与传统的粒子滤波跟踪算法^[63]有所不同,即在粒子传播(Propagate)结束后需对每个粒子进行 Mean Shift 迭代至收敛,粒子权重由 Bhattacharyya 系数决定,目标位置由各个粒子的加权决定,如此增大了跟踪算法的搜索范围。这也是 Mean Shift 与粒子滤波结合的跟踪算法的一般流程。

结束语 基于 Mean Shift 的跟踪框架具有实现简单、实时性好和调节参数少等优点,有很高的实用价值,自提出以来受到广泛的关注。本文首先阐述了 Comaniciu 提出的经典 Mean Shift 跟踪算法的缺陷,并分析了造成这些缺陷的原因,然后针对各类问题详细综述和分析了经典文献中给出的解决方法 and 近年来提出的最新改进方法。

通过文献综述可知,经过近十年的发展 Mean Shift 跟踪的研究已经相对成熟。近年来,大量研究集中在目标尺度和

方向的自适应、多特征观模型以及模型更新等几个热点问题上。当前进一步发展的限制主要是由算法固有的局限性造成的,如从推导过程可知 Mean Shift 跟踪框架只能使用直方图特征,这使能够被选用的特征局限在颜色、边缘方向和局部二值模式等若干可表示为直方图形式的特征上;又如 Mean Shift 的局部寻优性质导致跟踪算法较难准确估计尺度与方向,且对快速运动目标跟踪能力较弱。尽管面临上述困难,但是本文认为今后 Mean Shift 跟踪方法仍可从以下方面进行改进。

(1)寻找更具有鉴别性的相似度量函数。Bhattacharyya 系数对非稀疏的直方图特征的鉴别力较差,而且易受到光照等因素的影响。对此,已有研究者提出 cross-bin 相似度量方法^[13,64],以解决直方图上的特征漂移问题。另外,可以将空间信息融入直方图中,使特征对目标的旋转等变化敏感。

(2)采用多特征对目标进行描述。目标模型的鉴别性一方面受到相似度量的制约,另一方面也受到自身性质的影响。采用多个不同性质特征并对它们的权重进行在线评估,可弥补相互的不足,在复杂场景下提高跟踪的稳健性。对此,特征权重的在线评价是跟踪算法的重要组成,准确且灵敏的评价机制可以抑制鉴别性较弱的特征。若无有效权重更新机制,引入多特征反而将对跟踪效果产生负面影响。因此,特征评价或选择应该得到足够重视。

(3)结合粒子滤波提高跟踪稳健性。在视觉跟踪领域,Mean Shift 与粒子滤波作为两种传统方法已经在各自领域积累了相当丰富的研究经验。可以考虑将两种方法结合起来,进一步改善跟踪效果。粒子滤波的引入可以改善 Mean Shift 对高速目标的跟踪,并且更有利于对目标尺度和方向的估计。在正文中已经提及部分这方面的研究工作,但是,其中仍存在一些需要进一步讨论,比如是否要对所有粒子进行 Mean Shift 迭代。考虑到上述两种经典框架的互补性,将它们结合起来将成为未来的一个研究重点。

参考文献

- [1] Yilmaz A, Javed O, Shah M. Object tracking: A survey[J]. ACM Computing Surveys, 2006, 38(4): 1-45
- [2] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using Mean Shift[C]// IEEE conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2000: 142-149
- [3] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564-575
- [4] 宋新, 沈振康, 王平, 等. Mean shift 在目标跟踪中的应用[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(9): 1405-1409
- [5] Fukunaga K, Hostetler L D. The estimation of the gradient of a density function, with application in pattern recognition [J]. IEEE trans on Information Theory, 1975, 21(1): 32-40
- [6] Cheng Yi-zong. Mean Shift, Mode Seeking, and Clustering[J]. IEEE trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8): 790-799
- [7] Comaniciu D, Meer P. Mean Shift: A robust approach toward feature space analysis[J]. IEEE trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603-619
- [8] Birchfield S T, Rangarajan S. Spatiograms versus histograms for region-based tracking[C]// IEEE Conference on Computer Vi-

- sion and Pattern Recognition, 2005;1158-1163
- [9] Yilmaz A. Object Tracking by Asymmetric Kernel Mean Shift with Automatic Scale and Orientation Selection[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007; 17-22
- [10] 贾慧星,章毓晋. 基于梯度方向直方图特征的多核跟踪[J]. 自动化学报, 2009, 35(10):1283-1289
- [11] Leichter I, Lindenbaum M, Rivlin E. Mean Shift tracking with multiple reference color histograms[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2010, 114(3):400-408
- [12] Yang Chang-jiang, Duraiswami R, Davis L. Efficient mean-shift tracking via a new similarity measure[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005;176-183
- [13] Leichter I. Mean Shift Trackers with Cross-Bin Metrics [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(4):695-706
- [14] Jeyakar J, Babu R V, Ramakrishnan K R. Robust object tracking with background-weighted local kernels[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 112(3):296-309
- [15] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005;886-893
- [16] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7):971-987
- [17] Tan Xiao-yang, Triggs B. Enhanced Local Texture Feature Sets for Face Recognition Under Difficult Lighting Conditions[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(6):1635-1650
- [18] Haritaoglu I, Flickner M. Detection and tracking of shopping groups in stores[C]//IEEE Conference of Computer Vision and Pattern Recognition, 2001;431-438
- [19] Ning Ji-feng, Zhang Lei. Robust object tracking using joint color-texture histograms[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2009, 23(7):1245-1263
- [20] Nguyen Q A, Robles-Kelly A, Shen C. Enhanced kernel-based tracking for monochromatic and thermographic video[C]//IEEE Conf. Video and Signal Based Surveillance, 2006;28-33
- [21] 张涛,蔡灿辉. 基于多特征 Mean Shift 的人脸跟踪算法[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(8):1816-1820
- [22] 王路,阳琳潘,卓晴,等. 光照鲁棒的 Mean Shift 跟踪方法[J]. 计算机应用, 2008, 28(7):1672-1674
- [23] 汪首坤,郭俊杰,王军政. 基于自适应特征融合的均值迁移目标跟踪[J]. 北京理工大学学报, 2011, 31(7):803-809
- [24] Collins R T, Liu Yan-xi, Leordeanu M. Online Selection of Discriminative Tracking Features[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10):1631-1643
- [25] Wang J, Yagi Y. Integrating color and shape-texture features for adaptive real-time tracking[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2008, 17(2):235-240
- [26] 袁广林,薛模根,韩裕生,等. 基于自适应多特征融合的 Mean Shift 目标跟踪[J]. 计算机研究与发展, 2010, 47(9):1663-1670
- [27] 王永忠,梁彦,赵春晖,等. 基于多特征自适应融合的核跟踪方法[J]. 自动化学报, 2008, 34(4):393-399
- [28] 虞旦,韦巍,张远辉,等. 基于多特征空间的均值漂移算法[J]. 模式识别与人工智能, 2009, 22(4):666-672
- [29] Wang Han-zi, Suter D, Shen Chun-hua, et al. Adaptive Object Tracking Based on an Effective Appearance Filter [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(9):1661-1667
- [30] 沈志熙,杨欣,黄席樾. 均值漂移算法中的目标模型更新方法研究[J]. 自动化学报, 2009, 35(5):478-483
- [31] 覃剑,曾孝平,曾浩,等. 均值漂移跟踪的双模板更新算法[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(7):2771-2773, 2795
- [32] Peng Ning-song, Yang Jie, Liu Zhi. Mean Shift blob tracking with kernel histogram filtering and hypothesis testing[J]. Pattern Recognition Letters, 2005(26):605-614
- [33] 朱胜利,朱善安. 基于卡尔曼滤波器的 Mean Shift 模板更新算法[J]. 中国图图形学报, 2007, 12(3):460-465
- [34] Collins R T. Mean-shift blob tracking through scale space[C]//IEEE conference of Computer Vision and Pattern Recognition, 2003;234-240
- [35] 王宇雄,章毓晋,王晓华,等. 4-D 尺度空间中基于 Mean-Shift 的目标跟踪[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(7):1626-1632
- [36] 钱惠敏,茅耀斌,王执铨. 自动选择跟踪窗尺度的 Mean-Shift 算法[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(2):245-249
- [37] 陈晓鹏,李成荣,罗杨宇,等. 自适应带宽均值移动算法及目标跟踪[J]. 机器人, 2008, 32(2):147-154
- [38] Khan Z H, Gu Yu-hua, Backhouse A. Robust Visual Object Tracking Using Multi-Mode Anisotropic Mean Shift and Particle Filters[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2011, 21(1):74-87
- [39] 齐苏敏,黄贤武,伊怀峰,等. 基于各向异性核函数的均值漂移跟踪算法[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(3):686-689
- [40] Zivkovic Z, Krose B. An Em-like algorithm for color-histogram-based object tracking[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004;798-803
- [41] Zivkovic Z, Cemgil A T, Kröse B. Approximate Bayesian methods for kernel-based object tracking[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2009, 113(6):743-749
- [42] Shan Cai-feng, Tan Tie-niu, Wei Yu-cheng. Real-time hand tracking using a mean shift embedded particle filter[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(7):1958-1970
- [43] 彭宁嵩,杨杰,刘志. Mean-shift 跟踪算法中核函数窗宽的自动选择[J]. 软件学报, 2005, 16(9):1542-1550
- [44] 康一梅,谢晚冬,胡江,等. 目标尺度自适应的 Mean Shift 跟踪算法[J]. 兵工学报, 2011, 32(2):210-216
- [45] Zhao Chuan, Knight A, Reid I. Target tracking using mean-shift and affine structure[C]//International Conference on Pattern Recognition, 2008;1-5
- [46] Chen Ai-hua, Zhu Ming, Wang Yan-hua, et al. Mean shift tracking combining SIFT[C]//International Conference on Signal Processing, 2008;1532-1535
- [47] Zhou Hui-yu, Yuan Yuan, Shi Chun-mei. Object tracking using SIFT features and mean shift[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2009, 113(3):345-352
- [48] Haner S, Gao Yu-hua. Combining Foreground/Background Feature Points and Anisotropic Mean Shift For Enhanced Visual Object Tracking[C]//International Conference on Pattern Recognition, 2010;23-26

- [49] 颜佳,吴敏渊,陈淑珍.跟踪窗口自适应的 Mean Shift 跟踪[J].光学精密工程,2009,17(10):2606-2010
- [50] Ning Ji-feng, Zhang Lei, Zhang D, et al. Scale and Orientation Adaptive Mean Shift Tracking[J]. IET Computer Vision, 2012, 6(1):52-61
- [51] Bradski G R. Real time face and object tracking as a component of a perceptual user interface[C]//IEEE Fourth Workshop on Applications of Computer Vision. 1998:214-219
- [52] Li Xiao-he, Zhang Tai-yi, Shen Xiao-dong, et al. Object tracking using an adaptive Kalman filter combined with mean shift[J]. SPIE Journal of Optical Engineering, 2010, 49(2)
- [53] 王江涛,杨静宇.遮挡情况下基于 Kalman 均值偏移的目标跟踪[J].系统仿真学报,2007,19(18):4216-4220
- [54] Wang Fang-lin, Yu Sheng-yang, Yang Jie. Robust and efficient fragments-based tracking using mean shift[J]. AEU-International Journal of Electronics and Communications, 2010, 64(7):614-623
- [55] Fang Jiang-xiong, Yang Jie, Liu Hua-xiang. Efficient and robust fragments-based multiple kernels tracking [J]. AEU-International Journal of Electronics and Communications, 2011, 65(11):915-923
- [56] 颜佳,吴敏渊,陈淑珍,等.应用 Mean Shift 和分块的抗遮挡跟踪[J].光学精密工程,2010,18(6):1413-1418
- [57] Maggio E, Cavallaro A. Accurate appearance-based Bayesian tracking for maneuvering targets[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2009, 113(4):544-555
- [58] Li Shu-xiao, Chang Hong-xing, Zhu Cheng-fei. Adaptive pyramid mean shift for global real-time visual tracking[J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(3):424-437
- [59] Liangfu L, Zuren F, Weidong C, et al. A coarse-to-fine kernel matching approach for mean-shift based visual tracking[J]. Opto-Electronics Review, 2009, 17(1):65-71
- [60] Shen Chun-hua, Brooks M J, van den Hengel A. Fast Global Kernel Density Mode Seeking: Applications to Localization and Tracking[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(5):1457-1469
- [61] 朱胜利,朱善安,李旭超,等.快速运动目标的 Mean shift 跟踪算法[J].光电工程,2006,33(5):66-70
- [62] 李弟平,邹北骥,傅自刚.结合粒子滤波与 Mean Shift 的高速运动目标跟踪[J].小型微型计算机系统,2011,32(8):1665-1668
- [63] Nummiaro K, Koller-Meier E, Gool L V. An adaptive color-based particle filter[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(1):99-110
- [64] Yao An-bang, Wang Gui-jin, Lin Xing-gang, et al. An incremental Bhattacharyya dissimilarity measure for particle filtering[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(4):1244-1256

(上接第9页)

- [5] Gao Tie-gang, Chen Zeng-qiang. A new image encryption algorithm based on hyper-chaos[J]. Physics letters A, 2008(372):394-400
- [6] Tao Ran, Meng Xiang-yi, Wang Yue. Image encryption with multiorders of fractional Fourier transforms [J]. IEEE Transaction on Information Forensics and Security, 2010, 5(4):734-738
- [7] Li Xin-xin, Zhao Dao-mu. Optical color image encryption with refined fractional Hartley transform[J]. Optik, 2010, 121(7):673-677
- [8] Zhou Nan-run, Wang Yi-xian, Gong Li-hua. Novel optical image encryption scheme based on fractional Mellin transform [J]. Optics Communications, 2011, 284(13):3234-3242
- [9] Zhou Nan-run, Dong Tai-ji, Wu Jian-hua. Novel image encryption algorithm based on multiple-parameter discrete fractional random transform [J]. Optics Communications, 2010(283):3037-3042
- [10] Sudharsanan S. Shared Key Encryption of JPEG Color Images [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2005, 4(51):1204-1211
- [11] 丁群,陆哲明,孙晓军.基于神经网络密码的图像加密[J].电子学报,2004,32(4):677-679
- [12] 平萍.元胞自动机原理及其在密码学的应用研究[D].南京:南京理工大学,2009
- [13] Lin Qiu-hua, Yin Fu-liang, Mei Tie-min, et al. A Blind Source Separation-based Method for Multiple Image Encryption [J]. Image and Vision Computing, 2008, 26:788-798
- [14] 林秋华,党杰,殷福亮.盲源分离图像加密的相关运算解密法[J].通信学报,2008,29(1):109-114
- [15] Chen Gang, Zhao Xiao-yu, Li Jun-li. A Self-Adaptive Algorithm on Image Encryption [J]. Journal of Software, 2005, 16(11):1975-1982
- [16] Xu Shu-jiang, Wang Ying-long, Wang Ji-zhi, et al. Cryptanalysis of Two Chaotic Image Encryption Schemes Based on Permutation and XOR Operations [C]// Proceedings of International Conference on Computational Intelligence and Security 2008. Washington D C; IEEE Press, 2008:433-437
- [17] Acharya B, Patra S K, Panda G. Image Encryption by Novel Cryptosystem Using Matrix Transformation [C]// First International Conference on Emerging Trends in Engineering and Technology, 2008. Washington D C; IEEE Press, 2008:77-81
- [18] Sam I S, Devaraj P, Bhuvaneshwaran R S. A novel image cipher based on mixed transformed logistic maps [J]. Multimedia Tools and Appl, 2012, 56(2):315-330
- [19] Guan Zhi-hong, Huang Fang-jun, Guan Wen-jie. Chaos-based image encryption algorithm [J]. Physics Letters A, 2005, 346(1-3):153-157
- [20] Zhang Guo-ji, Liu Qing. A novel image encryption method based on total shuffling scheme [J]. Optics Communications, 2011
- [21] Deng Shao-jiang, Zhan Yan-ping, Xiao Di, et al. Analysis and improvement of a hash-based image encryption algorithm [J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 2011(16):3269-3278
- [22] Cheddad A, Condell J, Curran K, et al. A Hash-based image encryption algorithm [J]. Opt Commun, 2010(283):879-893
- [23] 王英,郑德玲,王振龙.空域彩色图像混沌加密算法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2006,18(6):876-880
- [24] Ye Guo-dong. Image scrambling encryption algorithm of pixel bit based on chaos map [J]. Pattern Recognition Letters, 2010(31):347-354
- [25] Zhu Zhi-liang, Zhang Wei, Wong K-w, et al. A chaos-based symmetric image encryption scheme using a bit-level permutation [J]. Information Sciences, 2011(181):1171-1186